

**COMPARACIÓN DE METAHEURÍSTICAS APLICADAS AL PROBLEMA DE
SELECCIÓN ÓPTIMA DE MEDIDAS DE CONTROL EN UN SISTEMA DE GESTIÓN
DE SEGURIDAD Y SALUD EN EL TRABAJO**



**Trabajo de grado presentado en la modalidad de Trabajo de Investigación y/o
Extensión, como parte de los requisitos para optar al título de Ingeniero Industrial.**

JESUS DAVID RUIZ PERALTA

**UNIVERSIDAD DE CORDOBA
FACULTAD DE INGENIERÍAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL
MONTERÍA**

2019

**COMPARACIÓN DE METAHEURÍSTICAS APLICADAS AL PROBLEMA DE
SELECCIÓN ÓPTIMA DE MEDIDAS DE CONTROL EN UN SISTEMA DE GESTIÓN
DE SEGURIDAD Y SALUD EN EL TRABAJO**

JESUS DAVID RUIZ PERALTA

Director:

HELMAN ENRIQUE HERNÁNDEZ RIAÑO, Ph.D.

Codirector:

MARÍA TRINIDAD PLAZA GÓMEZ Ms.C

UNIVERSIDAD DE CÓRDOBA

FACULTAD DE INGENIERÍAS

DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

MONTERÍA

2019

**La responsabilidad ética, legal y científica de las ideas, conceptos y resultados del
proyecto, serán responsabilidad del autor.**

Artículo 61, Acuerdo N° 093 del 26 de noviembre de 2002 del Consejo Superior

RESUMEN

La implementación de un Sistema de Gestión de Seguridad y Salud en el Trabajo (SG-SST) es un proceso lógico y por etapas dirigido a la promoción y protección de la salud de los trabajadores, uno de los puntos clave de este proceso se refiere a la aplicación de medidas que garanticen el control eficaz de los peligros y factores de riesgos en el lugar de trabajo. En este orden de ideas, la selección óptima de medidas de control es un problema interdisciplinario cuyo objetivo es lograr una reducción máxima de los niveles de riesgo, el cual está condicionado tanto a la planificación presupuestaria de la organización como a restricciones de naturaleza propia de la implementación de un SG-SST. En esta investigación se propone un modelo de selección de medidas de control, el modelo corresponde a la aplicación de un problema de mochila con múltiples restricciones, posteriormente se presenta un estudio comparativo de metaheurísticas aplicadas a la optimización de este modelo. Las metaheurísticas utilizadas fueron: Algoritmo Genético y Optimizador de Hiena Manchada.

Palabras claves: Sistema de Gestión de Seguridad y Salud en el Trabajo (SG-SST); medidas de control; Problema de mochila; Algoritmo Genético; Optimizador de Hiena Manchada.

ABSTRACT

The implementation of an Occupational Health and Safety Management System (OHSMS) is a logical and phased process directed towards the promotion and protection of workers' health, one of the key points of this process refers to the application of measures that guarantee the effective control of hazards and risk factors in the workplace. The optimal selection of control measures is an interdisciplinary problem which aims to achieve a maximal reduction of risks levels, this is conditioned to the organization's budget planning and also to the own nature restrictions of the implementation of an Occupational Health and Safety Management System (OHSMS). This investigation proposes a model of selection of control measures, the model corresponds to the application of a knapsack problem with multiple restrictions, later is presented a comparative metaheuristics' study applied to the optimization of this model. The metaheuristics used were Genetic Algorithm and Spotted Hyena Optimizer.

Keywords: Occupational Health and Safety Management System (OHSMS); control measure, knapsack problem, Genetic Algorithm, Spotted Hyena Optimizer.

CONTENIDO

CAPÍTULO I.....	9
1. GENERALIDADES.....	9
1.1. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA.....	9
1.2. JUSTIFICACIÓN	11
1.3. OBJETIVOS	14
1.3.1. Objetivo general	14
1.3.2. Objetivos específicos.....	15
CAPÍTULO II	16
2. REVISIÓN DE LITERATURA.....	16
2.1. Conceptos.....	16
2.2. perspectiva teórica	19
2.2.1. La seguridad y salud en el trabajo en Colombia	19
2.2.2. Problema de mochila.....	21
2.3. ESTADO DEL ARTE.....	25
CAPÍTULO III.....	30
3. METODOLOGÍA	30
3.1. MODELO MATEMÁTICO	30
3.1.1. Función objetivo.....	32

3.1.2.	Restricciones del modelo	39
3.2.	REPRESENTACIÓN DE LAS SOLUCIONES (ENCODING)	42
3.3.	DESCRIPCIÓN DE LOS ALGORITMOS	43
3.4.	Algoritmo Genético (Genetic Algorithm: GA).....	43
3.4.1.	Inicialización	44
3.4.2.	Selección	44
3.4.3.	Cruzamiento	45
3.4.4.	Mutación.....	46
3.4.5.	Reemplazo	47
3.5.	Optimizador de Hiena Manchada (Spotted Hyena Optimizer: SHO).....	48
3.5.1.	Inicialización (Buscar y rastrear)	49
3.5.2.	Rodear, cazar y atacar	50
3.6.	InstanciaS.....	53
3.7.	Experimento	54
4.	ANÁLISIS DE RESULTADOS Y CONCLUSIONES	55
4.1.	ANÁLISIS DE RESULTADOS	55
4.1.1.	Análisis de comparación de algoritmos	56
4.2.	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	61
5.	BIBLIOGRAFÍA.....	64

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Algunas variantes de KP y sus aplicaciones	22
Tabla 2. Determinación del nivel de deficiencia.....	34
Tabla 3. Determinación del nivel de exposición	35
Tabla 4. Determinación del nivel de probabilidad	35
Tabla 5. Significados de los diferentes niveles de probabilidad	36
Tabla 6. Determinación del nivel de consecuencias	36
Tabla 7. Determinación del nivel de riesgo	37
Tabla 8. Significado del nivel de riesgo	38
Tabla 9. Parámetros usados para los algoritmos	54
Tabla 10. Resultados generales del experimento	56
Tabla 11. Resultados obtenidos para la instancia de menor tamaño	57

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Representación de las soluciones.....	42
Figura 2. Operador de cruzamiento basado en un punto.....	46
Figura 3. Operador de mutación.....	47
Figura 4. Adaptación del operador de caza SHO	52
Figura 5. Gráfico de caja y bigotes para comparación de algoritmos (Instancias 200 MC)	60
Figura 6. Gráfico de caja y bigotes para comparación de algoritmos (Instancias 500 MC)	61
Figura 7. Gráfico de caja y bigotes para comparación de algoritmos (Instancias 2000 MC) ..	61

CAPÍTULO I

1. GENERALIDADES

En este capítulo se presentan los antecedentes al problema en estudio: formulación del problema, planteamiento de objetivos, justificación y alcances de la investigación.

1.1. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

Existe una creencia muy arraigada en las empresas respecto a lo costosas que resultan las mejoras en las condiciones de trabajo, sin embargo, la expansión de las cadenas de suministros industriales ofrece a las empresas oportunidades de crecer y generar empleos, aun en economías emergentes y en desarrollo. Lo cierto es que las empresas que mejoran sus sistemas de gestión, ya sea de seguridad y salud en el trabajo, calidad, medioambiente o en cuanto a responsabilidad social empresarial, tienen la oportunidad de fomentar la competitividad, aumentar la productividad y reducir costos [1].

En este sentido, distintas organizaciones a lo largo de los años han aunado esfuerzos por promover acciones colectivas de protección de salud en el trabajo, desde mediados del siglo XX hasta hoy día se ha demostrado la estrecha relación entre las condiciones de trabajo, la salud de los trabajadores y la productividad de las empresas. Colombia no ha sido un país ajeno a este cambio

de paradigma y por esta razón ha desarrollado una política pública en seguridad y salud en el trabajo [2].

Una vez la organización toma la decisión de implementar un Sistema de Gestión de Seguridad y Salud en el Trabajo (SG-SST), ya sea por políticas propias o porque la legislación laboral le exige cumplir por lo menos con estándares mínimos, es necesario optimizar estos procesos de implementación. Si bien contar con guías como la OSHAS 18001:2007 o la actual ISO 45001:2018, las cuales dictan requisitos para establecer, implementar y mantener un SG-SST, además de proporcionar orientación para mejorar las prácticas en gestión de seguridad y salud en el trabajo, eliminar peligros y minimizar riesgos; es necesario administrar adecuadamente los recursos disponibles y responder por las decisiones dentro del sistema de gestión [3].

En la práctica, uno de los puntos clave en la planeación e implementación de un SG-SST se refiere a la identificación de peligros y valoración de riesgos en SST, para posteriormente, determinar las medidas de control (MC) adecuadas para eliminar peligros y reducir los niveles de riesgo. En este sentido existen instrumentos validados tales como la Guía para la Identificación de los Peligros y la Valoración de los Riesgos en Seguridad y Salud Ocupacional (GTC 45:2012), la cual ofrece un modelo claro y consistente para la gestión del riesgo en seguridad y salud en el trabajo, en cuanto a la identificación de peligros y valoración de riesgos [4].

Sin embargo, más allá del análisis necesario para establecer los requerimientos en cuanto a identificación de los peligros en la llamada matriz de riesgos, tanto la GTC 45:2012 como la norma ISO 45001:2018, expresan que la organización debería estar en capacidad de determinar las

aplicaciones de las MC adecuadas sobre la eliminación de peligros y la reducción de los niveles de riesgo.

Dicho de otro modo, es responsabilidad de la organización seleccionar un conjunto de MC rentables, que sean eficaces en su propósito, teniendo en cuenta el limitado presupuesto de SST de la organización.

Así, dados los anteriores planteamientos, surgen las siguientes preguntas de investigación:

¿Cuál será la formulación del modelo matemático que represente de mejor manera el problema de selección de medidas de control en un SG-SST?

¿Qué algoritmo aplicado al problema de selección de medidas de seguridad en un SG-SST genera mejores resultados?

1.2. JUSTIFICACIÓN

La aplicación de la optimización en la seguridad y salud en el trabajo (SST) no ha sido un problema poco tratado, ya hace más de una década que la gestión de la seguridad pasó de ser un proceso dedicado a la identificación y control de los peligros y riesgos en las personas, equipos, materiales y medio ambientes en las empresas con indicadores cualitativos y retrasados y se volcó a optimizar el proceso de gestión del sistema, identificando que medidas más rentables y mejoras en el desempeño estaban al alcance desde optimización en la recopilación de datos y análisis de estos [5].

En general, la inversión en SST puede ayudar a mejorar los resultados de una organización, sin embargo, esto no implica que una alta inversión se traduzca en los niveles más bajos de riesgo. Esto se debe a que los modelos básicos de análisis de decisiones de inversión utilizados corresponden a modelos de costo-beneficio que suelen considerar solamente la minimización de los costos totales esperados, que son la suma de los costos de prevención de accidentes de trabajo. Esto no quiere decir que la correlación entre la inversión y el desempeño en seguridad industrial no sea positiva, sino que es necesario cambiar el enfoque hacia la prevención y la cultura de la seguridad, para tomar decisiones óptimas de inversión que conduzcan a reducir la frecuencia de accidentes de trabajo y controlar los costos totales de la empresa. [6]

Como se ha dicho, a través del enfoque de análisis costo-beneficio ampliamente utilizado las organizaciones suelen tomar decisiones de inversión en términos de seguridad, empero, por sí solo supone deficiencias al no considerar variables o restricciones específicas al riesgo, en este aspecto, la literatura es extensa al considerar combinaciones del análisis costo-beneficio con modelos o metodologías diversas como el modelo de OSHA, el modelo de matriz de prevención, el modelo TYTA, el modelo SZW, la inspección basada en el riesgo (RBI), entre otros. [7], [8].

Por tanto, para cada análisis de inversión ya sea en seguridad en general, o en SST, es necesario determinar primero tanto el modelo, como las herramientas idóneas para la selección de las inversiones a implementar. Así mismo, determinar hasta qué punto se cuenta con las condiciones necesarias para realizar un estudio de inversión y medidas a aplicar en el contexto de la organización. En todo caso, es evidentemente beneficioso volcar el paradigma a la optimización,

a la identificación de oportunidades que difícilmente el analista de SST promedio con técnicas poco novedosas y en un entorno convulsionado pueda identificar.

Volviendo al problema de esta investigación, al implementar un SG-SST, tal como lo establece la norma internacional ISO 45001:2018, luego del proceso de planificación, es un punto clave en la operación el concerniente a la eliminación de los peligros y la reducción del riesgo. Es precisamente en este requisito donde se plantea un problema recurrente de optimización en la SST, el cual consiste en determinar una selección óptima de MC rentables, dado un presupuesto limitado y demás restricciones ya sean normativas, organizacionales o técnicas previamente identificadas.

A este problema, se le ha tratado desde múltiples perspectivas, algunas más enfocadas en lo económico y otras volcadas hacia la gestión del riesgo. En todo caso, las metodologías cuantitativas han proporcionado un punto de partida a la implementación de modelos cada vez más completos, análisis de datos, inteligencia artificial, en general procesos de optimización que conllevan a resultados más eficientes en términos de reducción del riesgo en las organizaciones. En ejemplo de este enfoque, es el modelo propuesto propuesto por Caputo, Pelagagge y Palumbo [9], el cual consiste en la selección de un conjunto de medidas de seguridad (SM) rentables que deben contrarrestar una serie de peligros, entiéndase SM como medidas preventivas o de protección, incluidas acciones técnicas, administrativas y de gestión. Los cuales haciendo uso del problema de la mochila (0-1) con enfoque multicriterio, proponen un modelo de selección de SM, basados en un enfoque multicriterio que evalúa cada medida y le asigna una utilidad asociada a su hipotético desempeño.

De manera similar, en el trabajo presentado por Genserik y Sorensen, [10] estos proponen la combinación del problema de la mochila y la técnica de matriz de riesgos para llevar a cabo un análisis de costos y beneficios de prevención. Otros autores como Todinov [11] critican estos modelos de programación binaria de mochila y a su vez, propone un enfoque de programación dinámica de mochila estándar (0-1) para maximizar la suma ponderada del beneficio y el presupuesto restante, obteniendo mejores resultados tanto que el modelo estándar como el basado en análisis costo-beneficio.

Así, es usual encontrar en la literatura modelos que abordan el problema desde distintos frentes, en ocasiones haciendo énfasis en lo presupuestal, como los análisis costo-beneficio y en otros desde análisis de gestión del riesgo con técnicas más específicas inclusive al sector económico en el que realizan la investigación. Es por esto que, este estudio pretende presentar un modelo claro y adecuado, que refuerce de manera fiable la toma de decisiones en la implementación del SG-SST, así como ofrecer una alternativa de optimización a este modelo para garantizar una toma de decisiones acertada en la reducción del riesgo y financieramente eficiente.

1.3. OBJETIVOS

1.3.1. Objetivo general

Escoger una metaheurística que optimice un modelo de mochila para la selección de medidas de control idóneas que disminuyan los niveles de riesgo en un Sistema de Gestión de Seguridad y Salud en el Trabajo.

1.3.2. Objetivos específicos

- Realizar una descripción general del problema de selección de medidas de control en un Sistema de Gestión de Seguridad y Salud en el Trabajo, a través de una revisión bibliográfica, con el fin de conocer el estado actual de la frontera de conocimiento en el problema de estudio.
- Proponer un modelo matemático basado en el problema de la mochila, que represente la selección de medidas de control que maximicen la reducción de los niveles de riesgo en un Sistema de Gestión de Seguridad y Salud en el Trabajo.
- Seleccionar y adaptar algoritmos de solución metaheurísticos al problema de selección de medidas de control que optimicen los resultados.
- Evaluar y comparar los resultados de las metaheurísticas desarrolladas para escoger el mejor algoritmo de resolución del problema.

CAPÍTULO II

2. REVISIÓN DE LITERATURA

En este aparte se presentan las investigaciones relevantes relacionadas con el presente trabajo de investigación, con el fin de esbozar una frontera de conocimiento relativamente actual, con la cual se pueda generar un punto de partida bien definido y a partir del cual se pueda generar un nuevo conocimiento. Así, en primer lugar, se definen conceptos teóricos interdisciplinarios que serán relevantes para entender el problema; posteriormente, se contextualiza puntualmente en dos aspectos teóricos necesarios para abordar el problema, el primero relacionado con la significancia normativa y disciplinar relevante en la SST y, por otro lado, la conceptualización del problema de mochila clásico; por último, se da a conocer el estado del arte del problema de investigación.

2.1. CONCEPTOS

- **Análisis costo-beneficio:** El análisis del costo-beneficio es un proceso que se refiere a la evaluación de un determinado proyecto, de un esquema para tomar decisiones de cualquier tipo. Ello involucra determinar el total de costos y beneficios de todas las alternativas para seleccionar la mejor o más rentable. [12]
- **Eficiencia:** Relación entre el resultado alcanzado y los recursos utilizados. [13]

- **Eficacia:** Medida en que se realizan las actividades planificadas y se alcanzan los resultados planificados [13].
- **Heurística:** Una técnica heurística es una metodología de razonamiento para resolución de problemas en la que una solución a un problema es hallada por prueba y error. Aunque en general existen heurísticas bastante eficientes para ciertos problemas, estos métodos suelen ser sensibles incluso a cambios minúsculos en estos, lo que limita la aplicación a unas condiciones ya demostradas [14].
- **Medida de control:** Se refiere a aquellas acciones o actividades que mantienen y/o modifican un riesgo. Los controles incluyen, pero no se limitan a cualquier proceso, política, dispositivo, práctica u otras condiciones y/o acciones que mantengan y/o modifiquen un riesgo. [15]
- **Metaheurística:** Los algoritmos metaheurísticos, son considerados paradigmas de inteligencia computacional, diseñados e implementados en la resolución de problemas de optimización complejos. Así, el propósito de estos algoritmos es la búsqueda de soluciones óptimas para un problema, lo cual es posible a través de un conjunto de reglas o ecuaciones matemáticas que se ejecutan en múltiples iteraciones. [16]
- **Peligro:** Fuente con un potencial para causar lesiones y deterioro de la salud, los peligros pueden incluir fuentes con el potencial de causar daños o situaciones peligrosas, o

circunstancias con el potencial de exposición que conduzca a lesiones y deterioro de la salud. [3]

- **Rentabilidad:** Rentabilidad es la relación entre los ingresos y los costos generados por el uso de los activos de la empresa en actividades productivas. [17]
- **Riesgo:** Se define como el efecto de la incertidumbre sobre los objetivos, un efecto es una desviación respecto a lo previsto, el cual puede ser positivo, negativo o ambas y puede crear oportunidades o amenazas. Con frecuencia el riesgo se expresa en términos de fuentes, niveles, eventos potenciales, consecuencias o probabilidades. [15]
- **Seguridad industrial:** En general la seguridad industrial se refiere a la promoción de programas, capacitación y práctica continua en la reducción del riesgo para las personas, el medio ambiente, los activos y la producción en el entorno industrial. [18]
- **Sistema de Gestión de Seguridad y Salud en Trabajo:** Consiste en el desarrollo de un proceso lógico y por etapas, basado en la mejora continua y que incluye la política, la organización, la planificación, la aplicación, la evaluación, la auditoría y las acciones de mejora con el objetivo de anticipar, reconocer, evaluar y controlar los riesgos que puedan afectar la seguridad y la salud en el trabajo. [19]

2.2. PERSPECTIVA TEÓRICA

2.2.1. La seguridad y salud en el trabajo en Colombia

En Colombia toda empresa ya sea grande, mediana o pequeña está obligada a implementar un SG-SST de acuerdo al Decreto Único Reglamentario del Sector Trabajo (1072), el cual fue expedido el 25 de mayo de 2015 y en el que se agrupa toda la normativa que reglamenta el trabajo. Algunos de los requisitos normativos compilados por el Decreto 1072 de 2015 [20] son por ejemplo los relacionados con afiliación a los sistemas de riesgos laborales, sistemas de compensación, intermediarios de seguros, pagos de aportes y riesgos en las empresas de servicios temporales, entre otros.

Acorde a lo anterior, este decreto recoge todo lo relacionado al SG-SST (libro 2, parte 2, título 4, capítulo 6), en consecuencia, las empresas que no se acojan estas directrices de obligatorio cumplimiento para implementar el sistema de gestión serán sancionadas económicamente. Así mismo, de acuerdo con el capítulo 6, artículo 2.2.4.6.34 de este decreto, el Ministerio del Trabajo definirá el proceso de implementación del SG-SST de acuerdo con fases descritas y determinará los estándares mínimos de permitirán verificar el cumplimiento de los requisitos para la implementación del sistema de gestión de SST. [20]

En este sentido, el empleador está obligado, de acuerdo al artículo 2.2.4.6.8 en [20], a la protección de la seguridad y salud de los trabajadores, acorde a lo establecido normativamente dentro del SG-SST, lo cual se constituye en una serie de actividades bien definidas que van desde

la planeación hasta la ejecución del SG-SST pasando por el desarrollo de medidas de identificación de peligros, valoración de los riesgos y el establecimiento de medidas de control que prevengan daños en la salud de los trabajadores, contratistas, equipos e instalaciones, así mismo es obligación de los empleadores definir la asignación de recursos encaminados a el diseño, implementación, evaluación y mejora de las medidas de prevención y control para la gestión eficaz de peligros y riesgos en el lugar de trabajo.

En otras palabras, la norma es extensa y clara en cuanto a la obligación de los empleadores para la adopción de medidas de control en un SG-SST, los cuales están en la obligación de tomar decisiones en torno a asignación de recursos dados ciertos parámetros obligatorios y no negociables definidos normativamente, así se encuentra que, además de cumplir con lo definido en el decreto 1072, estos deben cumplir con ciertos estándares mínimos, los cuales en su más reciente actualización de estos estándares se encuentra en la Resolución 0312 del 13 de febrero de 2019 [21] la cual establece el conjunto de normas, requisitos y procedimientos de obligatorio cumplimiento de los empleadores y contratantes, mediante los cuales se establecen, verifican y controlan las condiciones básicas de capacidad técnico-administrativa y de suficiencia patrimonial y financiera indispensables para el funcionamiento, ejercicio y desarrollo de actividades en el Sistema de Gestión de SST.

En síntesis, entre estas normas definen todo lo relacionado a la planificación, implementación y mejora de un SG-SST, dictando directrices en lo relacionado a políticas, objetivos, obligaciones de los empleados y del empleador, evaluación inicial del sistema de gestión, documentación,

comunicación, gestión del cambio, identificación de peligros y valoración de riesgos, medidas de prevención y control, entre otros.

Consistente con lo anterior, en esta investigación se propone una metodología para el cumplimiento óptimo de esta selección de medidas de control y asignación de recursos en un SG-SST, a través de un enfoque de problema de mochila que en su versión clásica se presenta a continuación.

2.2.2. Problema de mochila

El problema de la mochila (Knapsack problem) o KP es uno de los problemas de optimización combinatoria más estudiados, el problema clásico puede ser formulado como un problema lineal 0-1, el cual modela una situación en la cual el objetivo es buscar la mejor solución entre muchas soluciones. En concreto, el problema supone la existencia de una cantidad n de elementos, donde cada uno de estos tiene asociada una utilidad U_i y un peso o costo C_i , de esta manera el problema consiste en buscar la mejor selección de elementos de tal forma que se maximice la utilidad sin exceder la capacidad establecida por la mochila. En su forma clásica, los elementos son únicos y solo hay dos opciones para cada elemento, que se incluya en la mochila o no, además cada elemento no puede incluirse más de una vez o incluirse parcialmente. La representación matemática de este concepto puede verse en las ecuaciones que se presentan a continuación:

$$Max \sum_{i=1}^n U_i x_i \quad (1)$$

$$s. a.: \sum_{i=1}^n C_i x_i \leq C_{MAX} \quad (2)$$

$$x_i \in \{0,1\}, \quad i \in N = \{1, \dots, n\} \quad (3)$$

La familia de problemas de mochila tiene una gran variedad de aplicaciones, aunque la mayoría de problemas se derivan del clásico modelo antes expuesto, de la adición o modificación de las restricciones o de la redefinición de la función objetivo, surge una amplia familia de problemas y aplicaciones específicas por modificación, debido a esto, los problemas de mochila han sido ampliamente estudiados tanto en su modelación, como en los métodos de solución exactos y aproximados [22]. En la

Tabla 1 se presentan algunas de estas variantes de KP y sus diversas aplicaciones.

Tabla 1. Algunas variantes de KP y sus aplicaciones

PROBLEMA		APLICACIONES
KP/TKP	Problema de mochila bidimensional	Problema de corte de valores
		Presupuesto de capital
		Criptografía
MKP/MOKP	Problema de mochila multidimensional / Problema de mochila multiobjetivo	Presupuesto de capital
		Problemas de carga
		Asignación de recursos en procesamiento de datos distribuidos
		Gestión diaria de un satélite

PROBLEMA		APLICACIONES
M-KP	Problema de mochila múltiple	Cargamento de carga
PCKP	Problema de mochila de precedencia	Gestión de proyectos
DCKP	Problema de mochila limitado disyuntivamente	Problemas de ubicación
MCKP/MCMKP	Problema de mochila de múltiple elección / Problema de mochila de múltiple elección multidimensional	Presupuesto de capital
		Fiabilidad de sistemas complejos
MDMKP	Problema de mochila con multidemanda multidimensional	Presupuesto de capital
		Problemas de ubicación
KSP	Problema del intercambio de mochilas	Problema de asignación
QKP	Problema de mochila cuadrática	Problema de ubicación
MMKP	Problema de la mochila de máximos-mínimos	Presupuesto de capital

Fuente: Wilbaut, 2008

Por otro lado, se encuentran los métodos de solución de KP, los cuales se dividen en heurísticas, metaheurísticas y algoritmos híbridos, para el primer grupo, los métodos más estudiados en la

literatura corresponden a los algoritmos de Branch and Bound (BB) y técnica de Programación dinámica (DP), sin embargo, algunas heurísticas como el Algoritmo codicioso (GSA) suelen obtener resultados bastante eficientes [23]. Como métodos de solución aproximados, han sido aplicadas diversas metaheurísticas a los KP tales como Recocido simulado (SA), Algoritmo genético (GA), Búsqueda local iterada (ILS) y Optimización de enjambre de partículas (PSO) [24]. Mientras que en la categoría de algoritmos híbridos, encontramos híbridos entre técnicas heurísticas tales como DP y GSA, así como entre técnicas metaheurísticas como el híbrido de GA y SA (IGA-SA) o el Algoritmo genético guiado (GGA), entre otros [25].

En particular, para estas dos últimas categorías de métodos de solución, la eficiencia computacional de los algoritmos, está ligada dos características comunes y fundamentales inherentes principalmente a los algoritmos metaheurísticos, la exploración y explotación, la exploración asegura que el algoritmo llegue a diferentes regiones prometedoras del espacio de búsqueda, mientras la explotación asegura que la búsqueda de soluciones óptimas dentro de la región dada sea efectiva y la convergencia óptima de las soluciones. [14]

Aunque la literatura es extensa en métodos de solución para KP, es necesario aclarar que estos métodos pueden ser muy eficientes para un conjunto de problemas KP, mientras que son pésimos para otro conjunto, como se mencionó anteriormente este rendimiento puede estar ligado a la características de exploración y explotación del algoritmo en el caso de técnicas referentes a las metaheurísticas, así mismo, experimento computacionales como los presentados por Pisinger [26], demuestran que los métodos de solución son sensibles a factores como la correlación de los datos o los tamaños de los coeficientes de los elementos.

2.3. ESTADO DEL ARTE

En general, el problema de asignación óptima de recursos limitados en seguridad industrial para lograr una reducción máxima de los niveles de riesgos, es un problema importante que aparece con frecuencia en la planificación presupuestaria de las empresas en cualquier momento, ya sea en la planeación u operación de sus actividades.

Para empezar, es necesario mencionar que este problema ha sido abordado, en cuanto a métodos matemáticos, desde dos enfoques, el primero orientado a la modelación matemática y optimización del riesgo a través de técnicas tanto exactas como aproximadas y, en segundo lugar, a través de modelos basados en optimización económica.

Así, en primer lugar, es necesario considerar el trabajo desarrollado por Antonio C. Caputo, Pacifico M. Pelagagge y Paolo Salini titulado “A multicriteria knapsack approach to economic optimization of industrial safety measures” [9] en el cual presentan un modelo matemático para la selección de medidas de seguridad (SM) en un sistema de seguridad industrial, para la construcción del modelo los autores utilizaron un problema de mochila binario, en la cual la función objetivo se encarga de maximizar la utilidad asociada las SM, entendiendo utilidad como un parámetro que es el resultado de una evaluación multicriterio seis criterios respecto a las medidas: efectividad, costo, eficiencia, rango, aplicabilidad y funcionalidad. Por otro lado, el modelo considera restricciones de costo, precondition, compatibilidad y obligatoriedad establecidos entre las relaciones de las SM.

El propósito de este modelo es facilitar la tarea de ingenieros, inspectores de seguridad industrial o administradores, en la toma de decisiones para minimizar riesgos en una organización teniendo en cuenta un presupuesto limitado. Además de proporcionar una forma rápida y efectiva de evaluación de alternativas, debido que el modelo, para instancias pequeñas del problema, puede resolverse a través de hojas de cálculo tradicionales.

Otro estudio relacionado es el desarrollado por Genserik LL. Reniers y Kenneth Sörensen [10], en el cual, a partir de la combinación de un problema de mochila y la técnica de matriz de riesgos, llevan a cabo un análisis de costo-beneficio para la toma de decisiones de inversión eficientes. En general, la metodología usada en esta investigación parte de la identificación de peligros, posteriormente valora los riesgos asociados a estos y luego monetiza los posibles costos asociados a la ocurrencia de accidentes, para luego a partir de un problema de mochila maximizar el beneficio total de las medidas de prevención que sean seleccionadas. El problema es resuelto mediante el software comercial CPLEX usando una instancia pequeña.

Así mismo, el estudio mostrado en [27] resalta las cualidades de la técnica de evaluación de riesgos a través del método de matriz, sin embargo, propone un enfoque difuso para tratar las deficiencias en cuanto al cálculo de parámetros de probabilidad y consecuencia relacionados a los peligros; posteriormente, las medidas de control adecuadas a aplicar se toman de acuerdo a la jerarquía de controles comúnmente establecida en las normas internacionales de SST. Esta metodología fue aplicada en un estudio de caso para la industria del aluminio.

En contraste, el trabajo desarrollado en [11] critica el modelo de programación binaria de mochila, considerando que la sola maximización de los beneficios de los elementos que se seleccionan en este enfoque es inadecuado, en tanto que los presupuesto tienen un valor intrínseco que también debe ser eficiente en su asignación. Por consiguiente, el autor propone un enfoque de programación dinámica de mochila estándar (0-1) para maximizar la suma ponderada del beneficio y el presupuesto restante, obteniendo mejores resultados tanto que el modelo estándar como el basado en análisis costo-beneficio. De la misma manera, el estudio lleva los resultados en lo mencionado a la gestión del riesgo, donde expone las debilidades de usar este modelo de mochila en optimización de riesgos para sistemas de series paralelas y establece un teorema para abordar este tipo de situaciones.

En este sentido, un estudio un poco más robusto en cuanto a modelación matemática, es el presentado en [28], en el cual proponen un modelo de múltiples objetivos, basados en un problema de mochila con el propósito de minimizar los riesgos máximos de los peligros y maximizar la reducción total del riesgo, en este trabajo los autores abordan el problema considerando los posibles efectos sinérgicos de las diferentes medidas de seguridad disponibles, esto a través de una estrategia pesimista que incluye el riesgo mínimo actualizado luego de haber implementado una medidas de seguridad a cierto peligro, en este estudio se propone un algoritmo genético de clasificación no dominada (NSGA-II) para la solución del problema multiobjetivo mediante método lexicográfico. La metodología presentada fue implementada para la selección óptima de medidas de seguridad en instalaciones de petróleo y gas.

Otro estudio relacionado, es el desarrollado en [29], aplicado al riesgo de explosiones de polvo, los autores desarrollaron una red bayesiana para modelar la evaluación del riesgo en esta situación, con el propósito de identificar los factores claves que contribuyen al riesgo y evaluar el desempeño de las medidas de seguridad disponibles, dentro de un limitado presupuesto. Posteriormente este enfoque ayudará a determinar el cálculo de índice de ganancia neta de reducción del riesgo (NRRG) para cada medida de seguridad, un índice que considera simultáneamente el costo de una medida y su contribución a la reducción del riesgo. En síntesis, esta metodología es usada para maximizar la suma del NRRG, es decir, optimizar la asignación óptima de medidas de seguridad teniendo en cuenta un presupuesto limitado, lo que constituye un problema de mochila.

Por otro lado, encontramos la optimización de la inversión en medidas de seguridad desde el enfoque económico, dentro de este campo encontramos investigaciones como la desarrollada en [30], en la cual a partir de un modelo de programación lineal y de jerarquía analítica, realiza una optimización de presupuesto para la inversión de medidas de seguridad en una planta química, relacionado a este trabajo encontramos enfoques más específicos como el desarrollado en [6], esta investigación aborda el problema de inversión en seguridad industrial considerando la perspectiva de costo de oportunidad, la cual consiste en el costo de escasez debido a la ocurrencia de accidentes y el costo excesivo debido a invertir más de lo requerido para la prevención de accidentes; este modelo analítico basado en el modelo de vendedor de periódicos es ampliamente estudiado para su aplicación en el sector público relacionado al gobierno de China.

En esta misma orientación, el artículo [31], presenta una metodología novedosa en la optimización de cartera de prevención de medidas de seguridad, basados en una optimización por

proceso, proponen un modelo probabilístico que captura la dinámica de las fallas y los accidentes a través de redes bayesianas dinámicas, por tanto, usando un modelo de optimización multiobjetivo determina las carteras de prevención en diferentes etapas del tiempo lo que proporciona una combinación óptima de medidas de seguridad en diferentes etapas de tiempo. Esta metodología fue aplicada al análisis de los escenarios de accidente de una nube de vapor ocurrido en Illinois, EE. UU. en 2006.

Para finalizar, es apropiado mencionar los nuevos enfoques en optimización para la gestión del riesgo y selección de medidas de control en distintos escenarios, investigaciones recientes se han centrado en la aplicación de métodos de inteligencia artificial en la identificación de peligros y evaluación de riesgos, en este contexto, la investigación presentada en [32] expone los beneficios de los modelos predictivos para la mejora en las estimaciones de fallas de seguridad industrial, lo cual contribuye a la toma de acciones preventivas para eliminar dichas fallas. Esta metodología proporciona una gran ayuda a los profesionales de gestión del riesgo para la examinar futuros problemas utilizando datos recopilados a gran escala. Otra investigación relacionada es [33], en este caso, la evaluación de riesgos es abordada desde el aprendizaje automático, con el propósito de realizar predicciones de los niveles de riesgo de acuerdo a los cambios en las condiciones del sistema, esto obviamente encaminado a la mejora en la toma de decisiones de control en los sistemas.

Así, es usual encontrar en la literatura modelos que abordan el problema desde distintos frentes, en ocasiones haciendo énfasis en lo presupuestal y en otros desde análisis de gestión del riesgo con técnicas más específicas inclusive al sector económico en el que realizan la investigación.

CAPÍTULO III

3. METODOLOGÍA

En este capítulo se presenta y desarrolla el modelo matemático de selección de medidas de control en un SG-SST, se describen los algoritmos metaheurísticos usados para la solución del problema de estudio, así como su adaptación, para posteriormente referirse al experimento realizado sobre la instancia propuesta.

3.1. MODELO MATEMÁTICO

En esta investigación, acorde a lo encontrado en la literatura relacionada, se propone utilizar un modelo de mochila para el problema de selección óptima de medidas de control en un SG-SST, dicho modelo optimiza la reducción de los niveles de riesgo, teniendo en cuenta limitaciones presupuestarias y aquellas propias de las relaciones entre las opciones de medidas de control.

Conforme a lo anterior, el modelo proviene de una combinación entre los criterios para establecer MC expuestos en la Norma Internacional de Sistemas de Gestión de la Seguridad y Salud en el Trabajo ISO 45001:2018 [3], las actividades para identificar los peligros y valorar los riesgos definidos en la Guía para la Identificación de los Peligros y Valoración de los riesgos en Seguridad y Salud Ocupacional GTC 45:2012 [4] y el modelo de mochila multicriterio enfocado

a la optimización económica de medidas de seguridad industrial propuesto por Caputo, Pelagagge y Palumbo [9].

Como se ha dicho, el modelo propuesto consiste en la adaptación de un problema de mochila para la selección óptima de medidas de control en SG-SST. Para empezar, es necesario aclarar que este modelo considera que previo a su implementación, en la planeación del SG-SST se cumplieron, tal como lo establece la norma internacional ISO 45001:2018, los siguientes requisitos:

- Identificación de peligros y evaluación de riesgos y oportunidades.
- Determinación de los requisitos legales y otros requisitos.
- Planificación presupuestaria y determinación de posibles controles para la eliminación de peligros y reducción riesgos, conforme a la jerarquía de controles establecida.

Por otra parte, en esta investigación de acuerdo a los estudios realizados se considera que una MC aplicada a un peligro específico reduce los niveles de riesgo bajo índices adecuados, es decir, se considera la selección de una sola MC por peligro, la sinergia de las distintas combinaciones de medidas es contrarrestada mediante las restricciones de compatibilidad y precondition.

Hechas estas salvedades, a continuación, se presenta el modelo matemático para el problema de investigación.

3.1.1. Función objetivo

En primer lugar, el modelo contempla la asignación o no, de una MC por cada peligro previamente determinado, en este sentido, la función objetivo básicamente optimiza la reducción de los niveles de riesgo asociados al conjunto de peligros presentes en la instancia de estudio, mediante una óptima selección de MC. Así, para la aplicación del modelo propuesto, el primer paso es identificar los $j \in \{1, \dots, n\}$ peligros y posteriormente las posibles $i_j \in \{1, \dots, k_j\}$ MC a aplicar, donde k_j define el número de medidas candidatas al peligro j . De modo que, por cada j peligro existen k_j medidas disponibles, donde cada una de estas tiene la opción de ser escogida o no, por tanto, cada MC se puede expresar como:

$$y_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si la medida } i, j \text{ es seleccionada} \\ 0 & \text{caso contrario} \end{cases} \quad (4)$$

En efecto, cada MC tiene asociado una reducción de riesgo R_{ij} , la cual corresponde a la estimación de la disminución absoluta del riesgo al implementar la medida. Como resultado, el criterio de optimización expuesto en este modelo se encarga de maximizar la suma agregada del total de reducción del nivel de riesgo asociados a cada MC seleccionada, como se expresa en (5).

$$Max \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^{k_j} R_{ij} y_{ij} \quad (5)$$

La metodología para determinar la estimación de R_{ij} corresponde al proceso de valoración de riesgos, en otras palabras, es necesario evaluar el riesgo que representa el peligro j antes de aplicar una MC y posteriormente a su implementación, de acuerdo a los beneficios hipotéticos de la

implementación, en este aspecto, la GTC 45:2012 [4], ofrece un modelo claro y consistente para la estimación de la reducción de nivel de riesgo tal como se detalla a continuación:

$$R = NR_i - NR_f \quad (6)$$

En primer lugar, R es el resultado de la diferencia de nivel de riesgo inicial evaluado para un peligro identificado (NR_i) y el nivel de riesgo final esperado luego de implementar la medida de control sobre dicho peligro (NR_f). A su vez, la evaluación del nivel de riesgo (NR) corresponde al proceso de determinar la probabilidad de que ocurra un evento específico y la magnitud de sus consecuencias.

$$NR = NP \times NC \quad (7)$$

Por tanto, para NR se debe determinar tanto el nivel de probabilidad (NP), como el nivel de consecuencia (NC). El primero, es definido como el producto del nivel de deficiencia (ND) por el nivel de exposición (NE), mientras el segundo corresponde a la medida de la severidad de las consecuencias (NC). Es decir, para determinar el nivel de probabilidad, se debe calcular tanto el nivel de deficiencia como el nivel de exposición y luego relacionarlos, así:

$$NP = ND \times NE \quad (8)$$

Llegados a este punto, el valor adecuado para el nivel de deficiencia y el nivel de exposición se determinan mediante la Tabla 2 y Tabla 3, respectivamente. En concreto, el primero corresponde a la magnitud de la relación esperable entre el conjunto de peligros detectados tanto con su relación causal directa con posibles incidentes, como con la eficacia de las medidas preventivas existentes

en el lugar de trabajo; mientras el segundo, cuantifica la situación de exposición a un peligro que se presenta en un tiempo determinado durante la jornada laboral.

Tabla 2. Determinación del nivel de deficiencia

NIVEL DE DEFICIENCIA	VALOR DE ND	SIGNIFICADO
Muy alto (MA)	10	Se ha(n) detectado peligro(s) que determina(n) como posible la generación de incidentes, o la eficacia del conjunto de medidas preventivas existentes respecto al riesgo es nula o no existe, o ambos.
Alto (A)	6	Se ha(n) detectado algún(os) peligro(s) que pueden dar lugar a incidentes significativa(s) o la eficacia de medidas preventivas existentes es baja, o ambos
Medio (M)	2	Se han detectado peligros que pueden dar lugar a incidentes poco significativos o de menor importancia, o la eficacia del conjunto de medidas preventivas existentes es moderada, o ambos.
Bajo (B)	No se asigna valor	No se ha detectado peligro o la eficacia del conjunto de medidas preventivas existentes es alta, o ambos. El riesgo está controlado.

Fuente: GTC 45:2012

Tabla 3. Determinación del nivel de exposición

Nivel de exposición	Valor de NE	Significado
Continua (EC)	4	La situación de exposición se presenta sin interrupción o varias veces con tiempo prolongado durante la jornada laboral
Frecuente (EF)	3	La situación de exposición se presenta varias veces durante la jornada laboral por tiempos cortos.
Ocasional (EO)	2	La situación de exposición se presenta alguna vez durante la jornada laboral y por un período de tiempo corto
Esporádica (EE)	1	La situación de exposición se presenta de manera eventual

Fuente: GTC 45:2012

Por otro lado, una vez determinados *ND* y *NE*, el nivel de probabilidad calculado en (8) toma los valores expresados en la Tabla 5, los cuales son clasificados en cuatro categorías: muy alto (MA), alto (A), medio (M) y bajo (B). El significado de estos niveles es expresado en la Tabla 5.

Tabla 4. Determinación del nivel de probabilidad

Niveles de probabilidad		Nivel de exposición (<i>NE</i>)			
		4	3	2	1
Nivel de deficiencia (<i>ND</i>)	10	MA-40	MA-30	A-20	A-10
	6	MA-24	A-18	A-12	M-6
	2	M-8	M-6	B-4	B-2

Fuente: GTC 45:2012

Tabla 5. Significados de los diferentes niveles de probabilidad

Nivel de probabilidad	Valor de NP	Significado
Muy alto (MA)	Entre 40 y 24	Situación deficiente con exposición continua, o muy deficiente con exposición frecuente. Normalmente la materialización del riesgo aparece con frecuencia.
Alto (A)	Entre 20 y 10	Situación deficiente con exposición frecuente u ocasional, o bien situación muy deficiente con exposición ocasional o esporádica. La materialización del riesgo es posible que suceda varias veces en la vida laboral.
Medio (M)	Entre 8 y 6	Situación deficiente con exposición esporádica, o bien situación mejorable con exposición continua o frecuente. Es posible que suceda daño alguna vez.
Bajo (B)	Entre 4 y 2	Situación mejorable con exposición ocasional o esporádica, o situación sin anomalía destacable con cualquier nivel de exposición. No es esperable que se materialice el riesgo, aunque puede ser concebible.

Fuente: GTC 45:2012

De igual manera, el nivel de consecuencias se determina mediante la

Tabla 6, donde esta es clasificada en cuatro categorías: mortal o catastrófico (M), muy grave (MG), grave (G) y leve (L).

Tabla 6. Determinación del nivel de consecuencias

Nivel de consecuencias	NC	Significado
		Daños personales
Mortal o catastrófico (M)	100	Muerte(s)
Muy grave (MG)	60	Lesiones o enfermedades graves irreparables (incapacidad permanente parcial o invalidez)
Grave (G)	25	Lesiones o enfermedades con incapacidad laboral temporal (ILT)
Leve (L)	10	Lesiones o enfermedades que no requieren incapacidad

Fuente: GTC 45:2012

Por último, podemos decir que los resultados de la Tabla 5 y

Tabla 6 se combinan en la

Tabla 7, determinando el *NR* cuantitativamente, el cual puede ser interpretado de acuerdo a los criterios expresados en la

Tabla 8.

Tabla 7. Determinación del nivel de riesgo

Nivel de riesgo y de intervención		Nivel de probabilidad (NP)			
$NR = NP \times NC$		40-24	20-10	8-6	4-2
Nivel de consecuencias (NC)	100	I 4000-2400	I 2000-1000	I 800-600	II 400-200
	60	I 2400-1440	I 1200-600	II 480-360	II 240 III 120
	25	I 1000-600	II 500-250	II 200-150	III 100-50
	10	II 400-240	II 200 III 100	III 80-60	III 40 IV 20

Fuente: GTC 45:2012

Tabla 8. Significado del nivel de riesgo

Nivel de riesgo	Valor de NR	Significado
I	4000 - 600	Situación crítica. Suspender actividades hasta que el riesgo esté bajo control. Intervención urgente.
II	500 – 150	Corregir y adoptar medidas de control de inmediato.
III	150 – 40	Mejorar si es posible. Sería conveniente justificar la intervención y su rentabilidad.
IV	20	Mantener las medidas de control existentes, pero se deberían considerar soluciones o mejoras y se deben hacer comprobaciones periódicas para asegurar que el riesgo aún es aceptable.

Fuente: GTC 45:2012

De esta manera, se define la metodología para el cálculo del factor de reducción de nivel de riesgo asociado a cada MC. Por otro lado, en términos normativos las normas de SG-SST [3], [34] establecen que posterior al proceso planificación de acciones para abordar riesgos y oportunidades, es decir, después de la identificación de peligros y valoración de riesgos, es necesario elaborar un plan de acción para el control de los riesgos, en este sentido, este modelo propone que estas MC, previamente valoradas haciendo uso de la metodología antes expuesta y siguiendo las recomendaciones de la jerarquía de controles, también sean identificadas siguiendo criterios como la obligatoriedad, la precondition, la compatibilidad y por supuesto, el presupuesto.

3.1.2. Restricciones del modelo

Las restricciones del modelo obedecen a aquellas expresiones que limitan el problema de optimización en cuanto a recursos, cantidades y demás relaciones necesarias entre las distintas variables y posibles soluciones del problema.

Acorde a lo anterior, un punto clave en cuanto a la selección de MC en un SG-SST corresponde a las limitaciones presupuestarias de la organización, por tanto, la primera restricción se establece con base en que la sumatoria de los costos monetarios individuales C_{ij} asociados a cada MC no supere el presupuesto máximo C_{MAX} establecido, este costo individual consiste en los costos de materiales, mano de obra, mantenimiento, capacitación, etc., en los que se incurre al seleccionar

una medida; mientras que el presupuesto corresponde a los recursos monetarios disponibles para la implementación de dichos controles.

$$\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^{k_j} C_{ij} y_{ij} \leq C_{MAX} \quad (9)$$

Por otro lado, existen relaciones intrínsecas de acuerdo a la naturaleza del problema y las medidas de control, como lo es la compatibilidad, existen MC mutuamente excluyentes; por ejemplo, si por un lado para el peligro físico por exposición continua al ruido debido a una máquina, una de las medidas disponibles es el uso de protectores auditivos por parte de los operarios de la planta, pero por otro lado, una de las posibles medidas para intervenir el peligro químico por material particulado que emite la máquina, contempla aislarla completamente en la planta, podría decirse que estas dos medidas, aunque apliquen a dos peligros diferentes son incompatibles, debido que, en caso de ser seleccionadas ambas medidas, la reducción del riesgo en este caso no sería aditiva.

Para este caso, se define una matriz de compatibilidad Com de tamaño $N \times N$, siendo $N = \sum_{j=1}^n k_j$. Donde $Com_{ijlm} = 0$ cuando la medida de control i del peligro j , es compatible con la medida l del peligro m y $Com_{ijlm} = 1$ en caso contrario. Es válido aclarar que $Com_{ijij} = 0$ para todo i, j . Por tanto, la restricción de compatibilidad se puede expresar como:

$$\sum_{m=1}^n \sum_{l=1}^{k_m} Com_{ijlm} y_{ij} y_{lm} = 0 \quad \forall i, j \quad (10)$$

Otra restricción propia de las medidas de control en SG-SST es la expresada en (11) la cual corresponde al criterio de precondition, en este caso se considera que para seleccionar una MC para un peligro j también debe estar seleccionada una MC para el peligro m ; una ejemplificación de esto podemos verlo en la selección de medidas asociadas a elementos de protección personal (EPP) para trabajo en alturas y la selección de capacitaciones para trabajo en alturas, en este caso para seleccionar una medida para el peligro j , trabajo en alturas, es necesario también seleccionar una medida para el peligro m , capacitación en trabajo en alturas, debido que estas son necesarias para proporcionar a los trabajadores los EPP en este oficio.

Así, en esta restricción se define una matriz de precondition (P) de tamaño $n \times n$, donde $P_{jm} = 1$ cuando aplicar una MC al peligro j es precondition de aplicar una medida al peligro m , y $P_{jm} = 0$ cuando no existe relación de precondition entre los peligros. Es válido aclarar que $P_{jm} = 0$ para todo j igual a m .

$$\sum_{i=1}^{k_j} P_{jm} y_{ij} \geq \sum_{i=1}^{k_m} P_{jm} y_{im} \quad \forall j, m \quad (11)$$

Así mismo, encontramos la restricción de obligatoriedad, la cual puede corresponder a requisitos legales, requisitos de la organización, acuerdos con los empleados, acuerdos contractuales, entre otros. En otras palabras, son todos aquellos peligros que no pueden quedar sin intervención. En este caso se define un parámetro de obligatoriedad Ob , donde $Ob_j = 1$, si el peligro j requiere de una medida de control obligatoriamente y $Ob_j = 0$ de lo contrario.

$$\sum_{i=1}^{k_j} y_{ij} \geq Ob_j \quad \forall j \quad (12)$$

Por último, encontramos la restricción (13) que garantiza la selección de una única MC por peligro.

$$\sum_{i=1}^{k_j} y_{ij} \leq 1 \quad \forall j \quad (13)$$

3.2. REPRESENTACIÓN DE LAS SOLUCIONES (ENCODING)

Es importante definir la manera como se codifican las soluciones en cada uno de los algoritmos utilizados. Para este propósito, se escogió una codificación entera para la representación de soluciones, tal como se muestra en la Figura 1. En este caso, se dispone de un vector de tamaño n , donde este representa en cada j posición la MC seleccionada para ese peligro. Así, tenemos que para el peligro número 1, se escoge la medida número 10, en otras palabras, la MC $y_{10,1} = 1$, mientras que para el peligro número 2 no fue seleccionada ninguna medida de intervención.

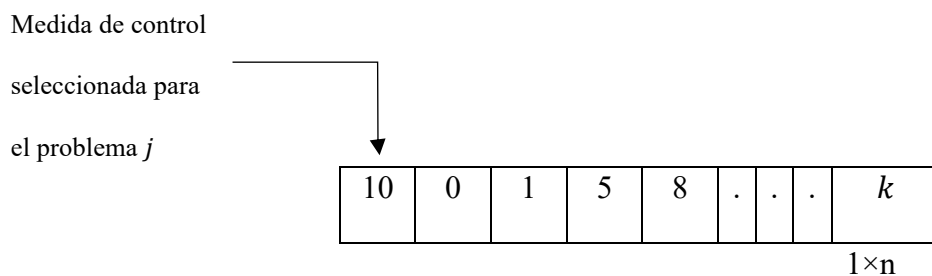


Figura 1. Representación de las soluciones.

3.3. DESCRIPCIÓN DE LOS ALGORITMOS

Con el objetivo de proporcionar una solución óptima del problema desarrollado en este trabajo y dado que la familia de problemas de la mochila, a pesar de tener una formulación simple, representan un desafío en cuanto a su complejidad es catalogado como NP-fuertes, para resolver el modelo propuesto, teniendo en cuenta los antecedentes de investigación referentes al problema de mochila, se escogió el Algoritmo Genético (GA), el cual representa una metodología fiable y eficiente en la solución de esta familia de problemas. Igualmente, se seleccionó un algoritmo Optimizador de Hiena Manchada (SHO) como una metodología novedosa para el problema de estudio, a fin de realizar una comparación de algoritmos metaheurísticos y seleccionar el mejor respecto a la calidad de las soluciones.

3.4. ALGORITMO GENÉTICO (GENETIC ALGORITHM: GA)

La metaheurística de los algoritmos genéticos (GA) fue ideada por Holland en 1975, y pertenece al grupo de algoritmos metaheurísticos evolucionarios, los cuales se caracterizan por inspirarse en la teoría de la selección natural: una población trata de sobrevivir adaptándose de acuerdo a la aptitud o resultado conseguido por cada individuo en sucesivas generaciones. De modo que, inspirada en los procesos naturales de selección y adaptación. El GA consiste en la “evolución” de una población inicial (conjunto inicial de soluciones) que mediante operadores que simulan la selección natural, como la reproducción o selección, la recombinación o cruce y la mutación, los

cuales en varias generaciones logran obtener poblaciones con mejores aptitudes respecto al entorno [35].

A continuación, se describen cada uno de estos operadores, así como la manera en que fueron adaptados para resolver el modelo matemático de la presente investigación:

3.4.1. Inicialización

En primer lugar, acorde a las restricciones del problema en estudio se genera aleatoriamente la población inicial compuesto por TP (tamaño de población) individuos, en otras palabras, se generan TP soluciones del problema de selección de medidas de control en un SG-SST. Así mismo, se evalúa la función objetivo o de adaptación de cada individuo.

Para generar este conjunto factible de soluciones iniciales, se utilizó un enfoque constructivo respecto a las restricciones de compatibilidad y obligatoriedad, mientras que los criterios de rechazo de las soluciones son las restricciones de precondition y costo. La principal ventaja de este enfoque es que disminuye el tiempo de generación de la población inicial y en las iteraciones de los operadores.

3.4.2. Selección

En segundo lugar, se selecciona una cantidad determinada de soluciones mediante un torneo: un par de individuos son escogidos aleatoriamente, se compara la calidad de las soluciones, seleccionando el de mejor función de adaptación. Así, se conforma el conjunto de soluciones llamado “padres” que en este caso tiene un tamaño $\frac{TP}{2}$.

3.4.3. Cruzamiento

Posteriormente a la selección de “padres”, el propósito del operador de cruzamiento es realizar una recombinación de las soluciones, inspirado en el cruzamiento genético de los seres de la naturaleza.

El procedimiento inicia con el sometimiento de la decisión de cruzamiento de estas soluciones, es decir, una vez establecida una probabilidad de cruzamiento (P_c) de las soluciones, para cada posible cruzamiento es generado un número aleatorio en $[0,1]$, si este número cumple con la probabilidad de cruzamiento, el operador es efectuado, sino la solución pasa sin modificaciones a la siguiente generación de “hijos”. En caso de efectuarse el cruzamiento, existen múltiples formas de cruzar las soluciones, tales como cruce en un punto, cruce en múltiples puntos, cruce uniforme, entre otros [36].

En este trabajo se dispuso del operador de cruce basado en un punto, en el cual la recombinación de dos padres se da por medio de un punto de corte, para posteriormente intercambiar las secciones

de las soluciones. Esto es, el hijo 1 (H1) estará conformado por la primera parte del padre 1 (P1) y la segunda parte del padre 2 (P2) y viceversa para el hijo 2 (H2), este proceso se ilustra a continuación:

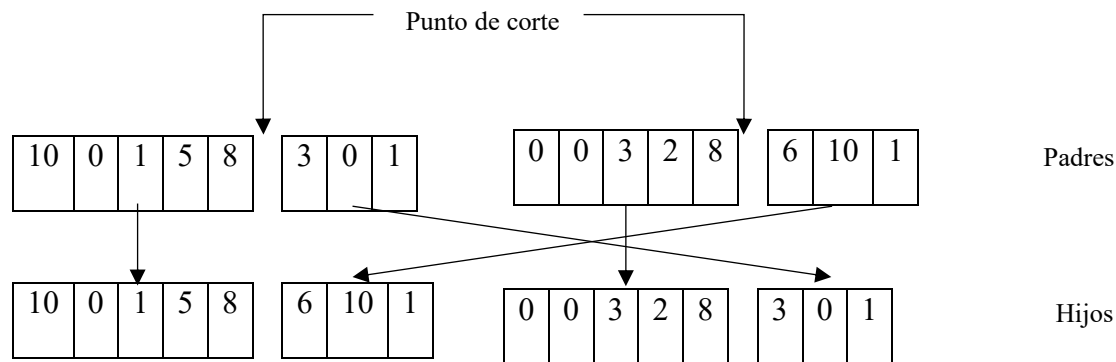


Figura 2. Operador de cruzamiento basado en un punto

Se debe aclarar que este proceso se realiza hasta que se consigue generar una población factible de hijos de tamaño TP , así mismo, la escogencia de los padres a cruzar puede realizarse aleatoriamente o en cualquier orden establecido.

3.4.4. Mutación

Al igual que el operador de cruzamiento, el procedimiento de este inicia con el sometimiento de la decisión de mutación de las soluciones, aunque en este caso la mutación suele ocurrir con menor frecuencia debido que la probabilidad de mutación (Pm) es menor que la probabilidad de

cruzamiento. En el caso en el que se efectúe la mutación, esta consiste en la variación de uno o varios genes (valores del vector solución), este proceso se ilustra en la Figura 3. La idea es generar pequeños cambios en las soluciones, pero que permitan una mejor explotación del espacio de búsqueda a medida que la población de individuos vaya convergiendo.

Teniendo en cuenta lo anterior, el operador de mutación implementado en este trabajo implica la variación de un número variable de posiciones, este número decrece en el intervalo definido por $[n * Pm, 1]$ a través de sucesivas generaciones, esto a través de la integración del operador con la ecuación (14), donde nm es el número de posiciones a mutar en la iteración actual, t es el tiempo de corrida actual y t_{Max} el tiempo máximo establecido para las iteraciones.

$$nm = n * pm(1 - \frac{t}{t_{Max}}) \quad (14)$$

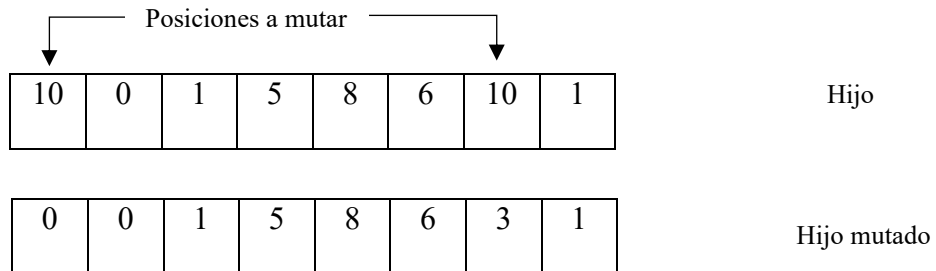


Figura 3. Operador de mutación

3.4.5. Reemplazo

Por último, con el propósito de repetir el proceso en caso de no cumplir el criterio de parada del algoritmo, el operador de reemplazo, se encarga de actualizar la generación inicial de individuos de la siguiente iteración con la generación final de padres de la iteración inmediatamente anterior.

Así mismo, se encarga de evaluar los individuos descendientes y obtener la mejor solución obtenido hasta el momento.

Cabe señalar que, en cada uno de los operadores del GA se evalúa la factibilidad de las soluciones con respecto a las restricciones del modelo, así, se utiliza el enfoque de construcción de soluciones mencionado inicialmente para llevar a cabo esta prueba, donde las soluciones que no son factibles en precondition y costo son descartadas, mientras que las de obligatoriedad y compatibilidad son reconstruidas.

3.5. OPTIMIZADOR DE HIENA MANCHADA (SPOTTED HYENA OPTIMIZER: SHO)

El reciente algoritmo metaheurístico propuesto por Dhiman y Kumar [37], [38] denominado como Optimizador de Hiena Manchada (SHO), es un algoritmo de optimización inspirado en las relaciones sociales entre las hienas manchadas, en concreto, de su comportamiento colaborativo en la búsqueda, caza y ataque de sus presas, por lo tanto es catalogado como un algoritmo metaheurístico de inspiración biológica.

De ahí que, el algoritmo SHO, imita el comportamiento de caza de las hienas manchadas mediante cuatro pasos principales: buscar y rastrear, rodear, cazar y atacar presas, donde el comportamiento o dirección de la caza (optimización) es determinado por la manada de hienas (grupo de soluciones) mientras estas se mueven de acuerdo a la posición de la presa (mejor solución).

En términos generales, los autores proponen este algoritmo considerando que el comportamiento colaborativo y a la vez voraz de las hienas manchadas equilibra de forma óptima la exploración y la explotación. A continuación, se describen los operadores y la manera en que fueron adoptados para el problema a solucionar en la presente investigación.

3.5.1. Inicialización (Buscar y rastrear)

Tal como se describió para GA, se genera aleatoriamente la población de hienas manchadas (conjunto inicial de soluciones) a partir de las restricciones del problema, con un enfoque constructivo. De igual manera es evaluada la función objetivo para cada hiena y se escoge el mejor agente de búsqueda, el cual indicará la posición de la presa.

Así mismo, en este punto, se definen los parámetros que serán necesarios para la ejecución del algoritmo tales como se expresan en las ecuaciones (15), (16) y (17).

Donde t representa el tiempo actual de la corrida

$$\vec{B} = 2\overrightarrow{rd_1} \quad (15)$$

$$\vec{E} = 2\vec{h} \cdot \overrightarrow{rd_2} - \vec{h} \quad (16)$$

$$\vec{h} = 5 - \left(\frac{t * 5}{t_{Max}} \right) \quad (17)$$

En términos generales, los parámetros calculados en este paso serán los que equilibren adecuadamente la exploración y la explotación del algoritmo. Mientras \vec{rd}_1 y \vec{rd}_2 son vectores aleatorios en $[0,1]$, los vectores \vec{B} y \vec{E} ajustan los diferentes lugares a los que pueden llegar a explorar el algoritmo, para empezar, el vector \vec{B} contiene valores aleatorios que proporciona un comportamiento más aleatorio del algoritmo SHO, tal como se ve evidencia en la ecuación (15) correspondiente a la distancia.

Por otro lado, los parámetros \vec{h} y \vec{E} , equilibran mutuamente la exploración y la explotación, \vec{h} disminuye linealmente en $[5,0]$ en el transcurso del tiempo de corrida t hasta tendiendo a cero mientras se acerca el tiempo máximo establecido para las iteraciones (t_{Max}).

3.5.2. Rodear, cazar y atacar

Las hienas manchadas cazan en grupos y mediante alertas sonoras se comunican entre sí cuando encuentran una nueva fuente de alimento. Matemáticamente, los autores consideran que es precisamente el mejor agente de búsqueda, el óptimo, quien tiene conocimiento de la presa. Así, la ecuación (18) define la distancia \vec{D}_h entre la presa y la hiena manchada como el valor absoluto de la diferencia entre la posición de la hiena k-ésima \vec{P}_k y la posición de la hiena mejor ubicada \vec{P}_h (hasta la iteración anterior), esta última multiplicada por el vector \vec{B} , x indica la iteración actual.

$$\vec{D}_h = |\vec{B} \cdot \vec{P}_h(x-1) - \vec{P}_k(x)| \quad (18)$$

Posteriormente, la posición de las hienas se actualiza mediante la ecuación (19), la hiena k -ésima rodea o ataca a la presa luego de actualizar su posición considerando la distancia multiplicada por un el vector \vec{E} .

$$\vec{P}_k(x) = \vec{P}_h(x - 1) - \vec{E} \cdot \vec{D}_h \quad (19)$$

En síntesis, este es el modelo matemático que describe la búsqueda de presas (exploración) y el ataque de presas (explotación), en primer lugar, la exploración se garantiza mediante valores $|\vec{E}| > 1$ los cuales en las iteraciones iniciales facilitan que las hienas se alejen de la presa, simulando el comportamiento envolvente de la caza, de igual manera el vector \vec{B} proporciona valores aleatorios de exploración, intencionalmente necesarias en iteraciones finales, cuando el algoritmo se dedica a la explotación, evitando así caer en óptimos locales con facilidad. En segundo lugar, la explotación del algoritmo SHO comienza cuando $|\vec{E}| < 1$, lo cual obliga al grupo de hienas a asaltar hacia la presa.

Conforme al planteamiento matemático del algoritmo SHO, para esta investigación se realizaron algunos ajustes propios de la adaptación de la metaheurística al problema de estudio, en general se mantuvo la esencia de SHO, tanto los parámetros expresados en la inicialización del modelo, las ecuaciones de distancia y actualización de posiciones se mantienen sin alteraciones, sin embargo, la perspectiva del algoritmo cambia al no tratarse de un problema codificado en valores reales.

En este sentido, la adaptación al algoritmo considera que el factor $\vec{E} \cdot \vec{D}_h$ en la ecuación (19) corresponde a los límites dentro de los cuales los valores de las posiciones pueden variar, es decir,

si para cierto vector solución en su posición inicial el algoritmo indica que este factor es de 2, en esta posición hay la posibilidad de moverse hacia el vecino los dos vecinos más próximos o hacia los dos vecinos ubicados a dos posiciones respecto al valor inicial. Para mayor claridad este proceso se ilustra a continuación:

Vector solución inicial	<table><tr><td>10</td><td>0</td><td>1</td><td>5</td><td>8</td><td>0</td><td>3</td><td>0</td><td>1</td></tr></table>	10	0	1	5	8	0	3	0	1	$\vec{P}_h(x-1)$
10	0	1	5	8	0	3	0	1			
Límites de actualización	<table><tr><td>1</td><td>2</td><td>1</td><td>5</td><td>0</td><td>0</td><td>2</td><td>4</td><td>0</td></tr></table>	1	2	1	5	0	0	2	4	0	$\vec{E} \cdot \vec{D}_h$
1	2	1	5	0	0	2	4	0			
Vector solución actualizado (Hiena k-ésima)	<table><tr><td>8</td><td>1</td><td>0</td><td>3</td><td>8</td><td>0</td><td>5</td><td>1</td><td>0</td></tr></table>	8	1	0	3	8	0	5	1	0	$\vec{P}_k(x)$
8	1	0	3	8	0	5	1	0			

Figura 4. Adaptación del operador de caza SHO

De igual manera, es necesario aclarar a qué se hace referencia cuando se habla de vecindad en este algoritmo, acorde a lo definido por la normatividad de estándares internacionales en SG-SST y la GTC 45:2012 [3], [4] se considera que las medidas de control en un SG-SST deben evaluarse tanto por su efectividad en la reducción de los niveles de riesgo como por el costo que representa, así en este algoritmo se considera que el vecino de una MC es aquel que posee el índice de costo-beneficio más cercano al actual. Por tanto, se puede decir que el algoritmo explora el espacio de búsqueda a partir de una solución óptima, explorando y explotando esta solución respecto a sus vecindades en términos de rentabilidad.

3.6. INSTANCIAS

Las instancias seleccionadas en esta investigación provienen del estudio realizado por Pisinger [26], en el cual a partir de un análisis de rendimientos de métodos de solución sobre KP proporciona ciertas instancias clasificadas en cuanto a la correlación (utilidad-costos) de sus elementos o a tamaño de coeficientes de los mismos.

Acorde a lo señalado en la investigación de referencia, se selecciona un grupo de elementos provenientes de una instancia de correlación medianamente fuerte, debido que en general, en administración, el valor de retorno esperado de un producto o servicio es, en la mayoría de los casos, directamente proporcional a la inversión, por tanto, es este el caso más adecuado de prueba para los algoritmos.

Así, se definen 9 instancias de tres tamaños diferentes, obteniendo tres instancias de 200, 500 y 2000 medidas de control, las primeras tres distribuidas en grupos de 10, las segundas de 20 y las terceras de 50 peligros. Para la asignación de la cantidad de medidas por peligro, fueron generados grupos entre el 1% y 15% de la cantidad total de MC disponibles en la instancia, así, para el primer caso de 200 MC, encontramos 10 peligros con una cantidad de MC disponibles entre 2 y 30. Por otro lado, los demás parámetros fueron generados aleatoriamente, para la matriz de compatibilidad (*Com*) se consideraron un 2% de MC incompatibles, para la matriz de precondición (*P*) un 5% de peligros con precondición, peligros de selección de medidas obligatorias (*Ob*) un 1%, y el presupuesto (*Cmax*) igual a la sumatoria de los promedios de los costos de los peligros, es decir:

$$C_{max} = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^{k_j} \frac{c_{ij}}{k_j} \quad (20)$$

3.7. EXPERIMENTO

Hasta este punto, se ha presentado un modelo matemático desarrollado por el autor, para la selección óptima de medidas de control en un SG-SST. También se detallaron dos metaheurísticas para aplicar al problema de optimización, por un lado, algoritmo genético (GA) y por otro la adaptación de la técnica metaheurística denominado como optimizador de hiena manchada (SHO).

Previo a realizar el experimento y acorde a recomendaciones establecidas para los dos algoritmos, se fijaron los siguientes parámetros:

Tabla 9. Parámetros usados para los algoritmos

GA			SHO
<i>TP</i>	<i>Pc</i>	<i>Pm</i>	<i>TP</i>
200	0.95	0.05	50

Posteriormente, cada algoritmo fue ejecutado sobre las 9 instancias referidas anteriormente en 5 réplicas de 15 minutos cada una. Para realizar el experimento se utilizó el software Python 3.7 para la codificación y ejecución de los algoritmos, lo cual se realizó en una computadora con un procesador Intel® Xeon® 4116 2.1 de 16 GB de RAM y sistema operativo Windows 10 Pro de 64 bits.

CAPÍTULO IV

4. ANÁLISIS DE RESULTADOS Y CONCLUSIONES

En este capítulo se presentan los resultados del experimento planteado, mostrando y analizando el método empleado para comparar los resultados obtenidos por los algoritmos, posteriormente se describen las conclusiones de la investigación y proponen recomendaciones para próximos estudios.

4.1. ANÁLISIS DE RESULTADOS

Para conocer el desempeño y calidad de las soluciones generadas por las metaheurísticas propuestas, es necesario validar la calidad de las soluciones generadas por las metaheurísticas y posteriormete realizar un estudio estadístico de comparación y así escoger el mejor algoritmo de resolución del problema.

4.1.1. Análisis de comparación de algoritmos

Para el análisis estadístico de los resultados obtenidos a partir del experimento computacional, se utilizó el software estadístico Statgraphics Centurion versión 18.1.06 (64-bit) bajo licencia de uso académico. Los resultados generales obtenidos por los algoritmos GA y SHO, son mostradas en la Tabla 10.

En particular, para validar el modelo y probar la efectividad de las metaheurísticas, el problema fue resuelto por el software GAMS para las instancias de menor tamaño (200 MC), luego se comparan las mejores soluciones obtenidas por los algoritmos GA y SHO con los obtenidos por GAMS, la brecha entre estos resultados se calcula mediante la ecuación (21), donde Z^* corresponde al óptimo encontrado por GAMS y Fo al mejor valor encontrado por la metaheurística, los resultados y los cálculos se presentan en la

Tabla 11.

$$GAP = \frac{Z^* - Fo}{Fo} \quad (21)$$

Tabla 10. Resultados generales del experimento

Instancia	GA			SHO		
	Prom.	Máx.	Desvest.	Prom.	Máx.	Desvest
1	5951.8	5997	41.1	6035.2	6050	13.0
2	6043.0	6078	32.1	6083.4	6131	41.1
3	5989.4	6024	36.7	6055.0	6063	13.5
4	11708.0	11813	98.0	11305.2	11421	106.2
5	11011.4	11147	128.4	10840.0	10916	48.5
6	11952.8	12077	152.5	11709.2	11838	115.9
7	26030.4	26168	130.1	26141.4	26246	84.1
8	26285.6	26531	202.3	26372.6	26487	132.0
9	26973.2	27073	99.8	27057.2	27432	264.9

Tabla 11. Resultados obtenidos para la instancia de menor tamaño

Instancia	Réplica	GA	SHO	GAMS	GAP_GA	GAP_SHO
200_1	1	5956	6019	6079	2.0%	1.0%
	2	5927	6030		2.5%	0.8%
	3	5896	6030		3.0%	0.8%
	4	5997	6047		1.3%	0.5%
	5	5983	6050		1.6%	0.5%
200_2	1	6075	6131	6142	1.1%	0.2%
	2	6034	6092		1.8%	0.8%

	3	6021	6098		2.0%	0.7%
	4	6078	6077		1.0%	1.1%
	5	6007	6019		2.2%	2.0%
	1	5933	6031		2.7%	1.1%
	2	6019	6061		1.2%	0.6%
200_3	3	6024	6061	6095	1.2%	0.6%
	4	5993	6063		1.7%	0.5%
	5	5978	6059		1.9%	0.6%

De esta manera, encontramos un GAP entre 1.0% y 3.0% para el algoritmo GA sobre las instancias señaladas, mientras el GAP para el algoritmo SHO se ubica entre el 0.2% y 2.0%; lo cual valida la calidad de las soluciones obtenidas por las metaheurísticas bajo un costo computacional aceptable.

Para las instancias de mayor tamaño (500 y 2000 MC) se realiza una comparación de medias entre los algoritmos. En primer lugar a partir de los datos obtenidos por las instancias de 500 MC, se verifica si los datos de las dos muestras cumplen con el supuesto de normalidad, haciendo uso del estadístico W de Shapiro-Wilk, de esta manera se determina que el valor-P fue de 0.145332 y 0.0746561 para SHO y GA respectivamente, por tanto, debido que el valor-P en las pruebas realizadas es mayor o igual a 0.05, no se puede rechazar la idea de que SHO y GA provienen de una distribución normal con 95% de confianza.

Así, la prueba de hipótesis que se realiza corresponde a comparación de medias para muestras independientes tal como se expresa en (22), donde se asume que la varianza de las dos muestras es iguales, supuesto verificado mediante la prueba-F para comparar desviaciones estándar donde se demuestra que no hay diferencia estadísticamente significativa entre las desviaciones estándar de las dos muestras con un nivel de confianza el 95%.

$$H_0: \mu_{GA} = \mu_{SHO} \text{ vs. } H_1: \mu_{GA} \neq \mu_{SHO} \quad (22)$$

El resultado de esta prueba-t para comparación de medias de las dos muestras, establece que el intervalo de confianza para la diferencia entre las medias, se extiende en $[-30.0218, 575.222]$. Puesto que dicho intervalo contiene el valor 0, se puede decir que no existe una diferencia estadísticamente significativa entre las medias de las dos muestras, con un nivel de confianza del 95%.

Este mismo análisis se realiza para los resultados de los algoritmos sobre las instancias de mayor tamaño (2000 MC), obteniendo un Valor-P, a través del estadístico Shapiro-Wilk, de 0.0550566 y 0.09298 para GA y SHO respectivamente, lo cual confirma el supuesto de normalidad de las muestras. Posteriormente, de acuerdo a la prueba-t de comparación de muestras, el intervalo de confianza de las muestras se extiende en $[-419.299, 231.299]$, lo cual indica que no existe diferencia estadísticamente significativa entre las medias de las dos muestras, con un nivel de confianza del 95%.

Por tanto, acorde a los resultados estadísticos obtenidos por ambos algoritmos, se puede decir que los algoritmos comparados no presentan diferencias significativas en la calidad de las

soluciones obtenidas, pero ambos presentan efectividad en la solución del problema, proporcionando resultados de calidad en un tiempo computacional aceptable.

Para reforzar el análisis, se presentan los gráficos de caja y bigotes (Figura 7, Figura 1Figura 6, Figura 7), en el cual puede observarse que los resultados obtenidos por SHO solo están significativamente por encima de las soluciones aportadas por GA en las instancias de menor tamaño (200 MC), sin embargo, para los demás gráficos de cajas y bigotes se superponen los rangos intercuartílicos de las muestras, lo que permite reafirmar los resultados y conclusiones de las pruebas de comparación de medias.

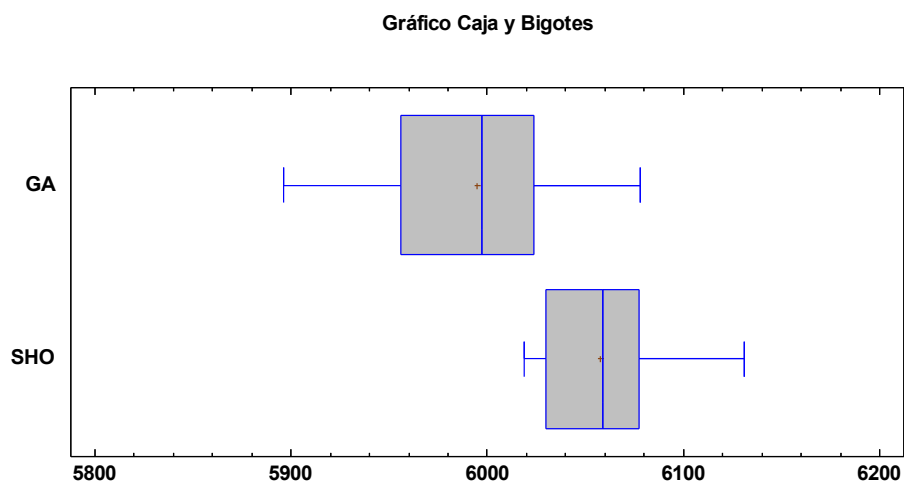


Figura 5. Gráfico de caja y bigotes para comparación de algoritmos (Instancias 200 MC)

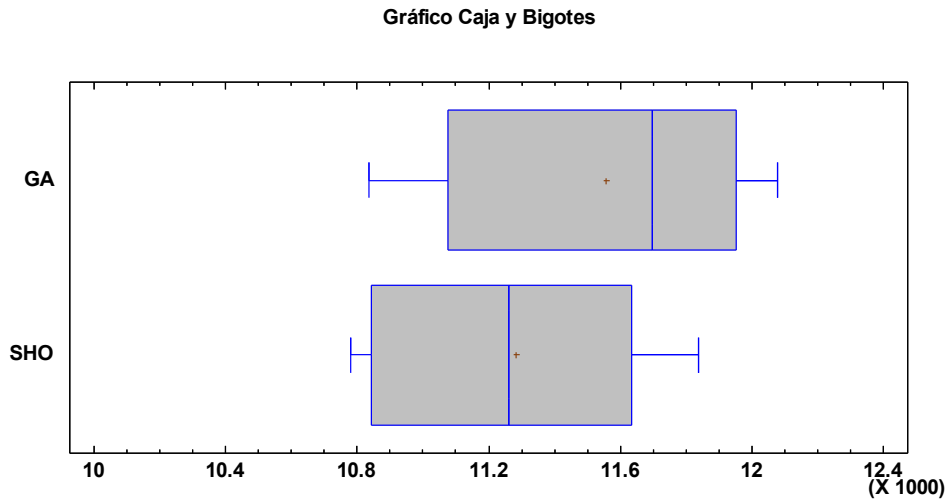


Figura 6. Gráfico de caja y bigotes para comparación de algoritmos (Instancias 500 MC)

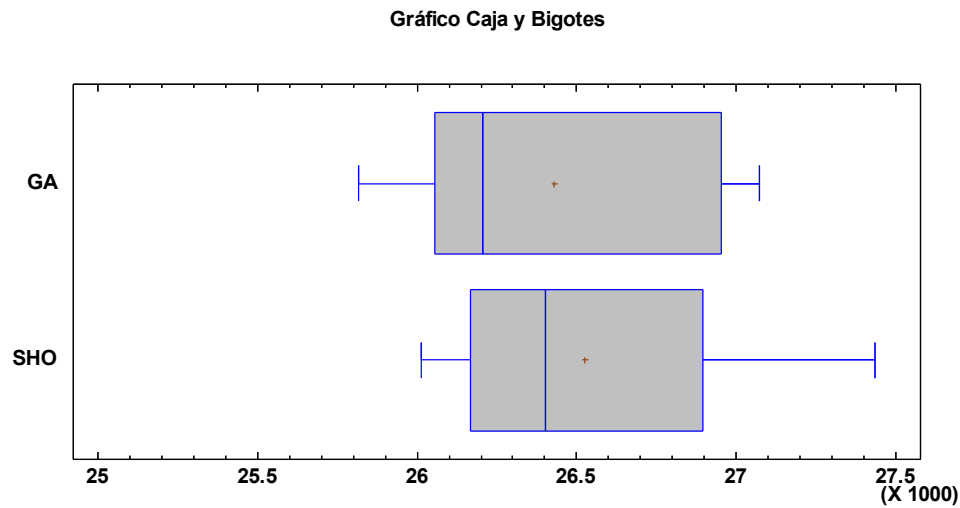


Figura 7. Gráfico de caja y bigotes para comparación de algoritmos (Instancias 2000 MC)

4.2. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

En el presente trabajo se presentó un modelo de problema de mochila para la selección óptima de medidas de control en un SG-SST, en general, el modelo propuesto proviene de una combinación entre los criterios para establecer medidas de control expuestos en la norma

internacional de sistemas de gestión de la seguridad y salud en el trabajo ISO 45001:2018, las actividades para identificar los peligros y valorar los riesgos definidos en la Guía para la identificación de los peligros y valoración de los riesgos en seguridad y salud ocupacional GTC 45:2012 y el modelo de mochila multicriterio enfocado a la optimización económica de medidas de seguridad industrial propuesto por Caputo, Pelagagge y Palumbo. Con base en lo anterior, el criterio de optimización expuesto es la reducción de los niveles de riesgo asociados a la aplicación de medidas de control sobre un grupo de peligros a intervenir, considerando restricciones referentes a presupuesto máximo, compatibilidad, obligatoriedad y precondition de las medidas de control.

Posteriormente, el modelo fue resuelto mediante dos metaheurísticas, algoritmo genético y optimizador de hiena manchada, a fin de determinar el desempeño de estos sobre una instancia de estudio determinada. En síntesis, por ser este un problema de optimización combinatoria, resulta ventajoso la utilización de algoritmos de optimización que puedan generar soluciones de calidad en un tiempo computacional razonable frente a otras estrategias de solución.

Conforme al objetivo general propuesto, se determinó que ambos algoritmos generan buenas soluciones en términos de calidad, luego de validar la efectividad de los algoritmos mediante un análisis del GAP o brecha respecto al óptimo de algunas instancias de estudio, posteriormente estudios de comparación de algoritmos encontraron que no existen diferencias estadísticas significativas entre estos. Por tanto, se puede decir que estas metaheurísticas son una buena opción para la optimización en la selección de medidas de control en un sistema de gestión de seguridad y salud en el trabajo.

Futuras investigaciones pueden centrarse en la ampliación del modelo hacia un enfoque de gestión del riesgo, problema multiobjetivo e inclusive orientado hacia optimización de recursos en un sistema integrado de gestión, de igual manera, se recomienda explorar el modelo en dos aspectos, el primero, considerando la reducción de los niveles de riesgo de forma sinérgica entre las distintas MC y el segundo, incluyendo el tiempo de implementación de las MC, es decir, un enfoque dinámico en la restricción de precondición. Por otro lado, se recomienda implementar otros métodos de solución, probar la implementación del modelo en un caso de estudio y contrastarlo con los resultados obtenidos por métodos de solución usuales para este problema.

5. BIBLIOGRAFÍA

- [1] OIT, “Prácticas Responsables en el lugar de trabajo,” p. 6, 2014.
- [2] S. H. Álvarez Torres and M. I. Riaño Casallas, “La política pública de seguridad y salud en el trabajo: el caso colombiano,” *Gerencia y Políticas de Salud*, vol. 17, no. 35, Dec. 2018.
- [3] ISO 45001:2018, “Sistemas de gestión de la seguridad y salud en el trabajo,” 2018.
- [4] GTC 45, *Guía para la identificación de los peligros y la valoración de los riesgos en seguridad y salud ocupacional*, no. GTC 45. Colombia, 2012.
- [5] J. E. Little, “The case for safety management optimization,” *Pulp & Paper Canada*, vol. 103(10), p. 58, 2002.
- [6] Y. Ma, Q. Zhao, and M. Xi, “Decision-makings in safety investment: An opportunity cost perspective,” *Safety Science*, 2016.
- [7] C. Vianello, M. F. Milazzo, and G. Maschio, “Cost–benefit analysis approach for the management of industrial safety in chemical and petrochemical industry,” *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 2019.

- [8] G. L. L. Reniers and T. Brijs, “An overview of cost-benefit models/tools for investigating occupational accidents,” *Chemical Engineering Transactions*, 2014.
- [9] A. C. Caputo, P. M. Pelagagge, and P. Salini, “A multicriteria knapsack approach to economic optimization of industrial safety measures,” *Safety Science*, vol. 51, no. 1, pp. 354–360, 2013.
- [10] G. L. L. Reniers and K. Sörensen, “An Approach for Optimal Allocation of Safety Resources: Using the Knapsack Problem to Take Aggregated Cost-Efficient Preventive Measures,” *Risk Analysis*, vol. 33, no. 11, pp. 2056–2067, 2013.
- [11] M. Todinov, “Optimal Allocation of Limited Resources among Discrete Risk Reduction Options,” *Reliability and Risk Models*, no. October, pp. 357–372, 2015.
- [12] A. Aguilera Díaz, “El costo-beneficio como herramienta de decisión en la inversión en actividades científicas,” *Cofin Habana*, vol. 11, no. 2, 2017.
- [13] ISO, *ISO 9000:2015 Sistema de gestión de calidad: fundamentos y vocabulario*. 2015.
- [14] K. Hussain, M. N. Mohd Salleh, S. Cheng, and Y. Shi, “Metaheuristic research: a comprehensive survey,” *Artificial Intelligence Review*, 2018.
- [15] ISO - The International Organization for Standardization, “ISO 31000:2018 - Risk management - guidelines,” *ISO 31000:2009*. 2009.
- [16] M. Abdel-Basset, L. Abdel-Fatah, and A. K. Sangaiah, “Metaheuristic Algorithms: A Comprehensive Review,” in *Computational Intelligence for Multimedia Big Data on the Cloud with Engineering Applications*, 2018.
- [17] A. León Chinchilla and M. Varela Fallas, “La rentabilidad como fuente de crecimiento y sostenibilidad en el entorno empresarial,” *Ciencias económicas*, 2011.
- [18] L. Wilson and M. Doug, *Industrial safety and risk management*, University. Alberta,

Canadá, 2003.

- [19] Ministerio de Trabajo, “Implementación de los Sistemas de Gestión de Seguridad y Salud en el Trabajo al Año 2020 - Ministerio del trabajo,” *Mintrabajo*, 2019. .
- [20] M. del trabajo de Colombia, “Decreto Número 1072 De 2015,” *Ministerio Del Trabajo*, 2015.
- [21] Ministerio del trabajo, *Resolución 0312 - Estándares Mínimos del Sistema de Gestión de Seguridad y Salud en el Trabajo (SG-SST)*. 2019.
- [22] C. Wilbaut, S. Hanafi, and S. Salhi, “A survey of effective heuristics and their application to a variety of knapsack problems,” *IMA Journal of Management Mathematics*, vol. 19, no. 3, pp. 227–244, 2008.
- [23] S. K. Pushpa, T. V Mrunal, and C. Suhas, “A Study of Performance Analysis on Knapsack Problem,” in *National Conference on Recent Trends in Information Technology*, 2016.
- [24] H. Adeyemo and M. Ahmed, “Solving 0/1 Knapsack Problem Using Metaheuristic Techniques,” in *2017 9th IEEE-GCC Conference and Exhibition (GCCCE)*, 2018.
- [25] A. E. Ezugwu, V. Pillay, D. Hirasen, K. Sivanarain, and M. Govender, “A Comparative Study of Meta-Heuristic Optimization Algorithms for 0 - 1 Knapsack Problem: Some Initial Results,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 43979–44001, 2019.
- [26] D. Pisinger, “Where are the hard knapsack problems?,” *Computers and Operations Research*, 2005.
- [27] M. Gul and A. F. Guneri, “A fuzzy multi criteria risk assessment based on decision matrix technique: A case study for aluminum industry,” *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 2016.
- [28] A. Eslami Baladeh, M. Cheraghi, and N. Khakzad, “A multi-objective model to optimal

- selection of safety measures in oil and gas facilities,” *Process Safety and Environmental Protection*, vol. 125, pp. 71–82, 2019.
- [29] Z. Yuan, N. Khakzad, F. Khan, and P. Amyotte, “Risk-based optimal safety measure allocation for dust explosions,” *Safety Science*, 2015.
- [30] Y. Sato, “Optimal budget planning for investment in safety measures of a chemical company,” in *International Journal of Production Economics*, 2012.
- [31] A. Mancuso, M. Compare, A. Salo, and E. Zio, “Portfolio optimization of safety measures for the prevention of time-dependent accident scenarios,” *Reliability Engineering and System Safety*, 2019.
- [32] B. U. Ayhan and O. B. Tokdemir, “Safety assessment in megaprojects using artificial intelligence,” *Safety Science*, 2019.
- [33] N. Paltrinieri, L. Comfort, and G. Reniers, “Learning about risk: Machine learning for risk assessment,” *Safety Science*, 2019.
- [34] OHSAS Project group, “OHSAS 18001:2007,” *OHSAS Project group*, 2007.
- [35] M. Mitchell, “L.D. Davis, handbook of genetic algorithms,” *Artificial Intelligence*, 1998.
- [36] P. E. Valencia, “Optimización mediante algoritmos genéticos,” *Anales del Instituto de Ingenieros de Chile*, 1997.
- [37] G. Dhiman and V. Kumar, “Spotted hyena optimizer: A novel bio-inspired based metaheuristic technique for engineering applications,” *Advances in Engineering Software*, vol. 114, pp. 48–70, 2017.
- [38] G. Dhiman and V. Kumar, “Multi-objective spotted hyena optimizer: A Multi-objective optimization algorithm for engineering problems,” *Knowledge-Based Systems*, 2018.